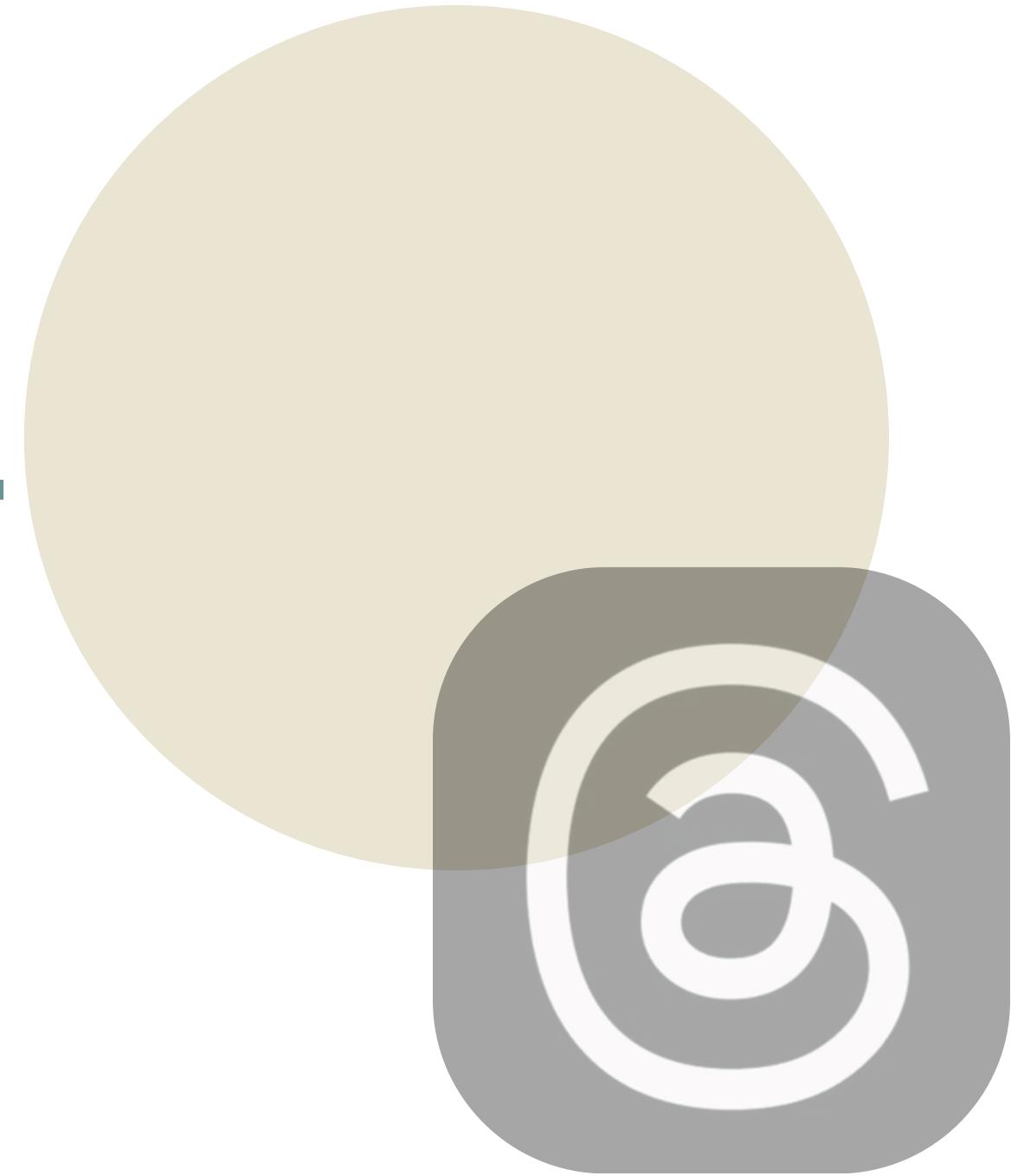


爆紅社群文案關鍵要素—— 以 Threads 為例

- 社群媒體分析 - 期末專案



組員介紹與分工表

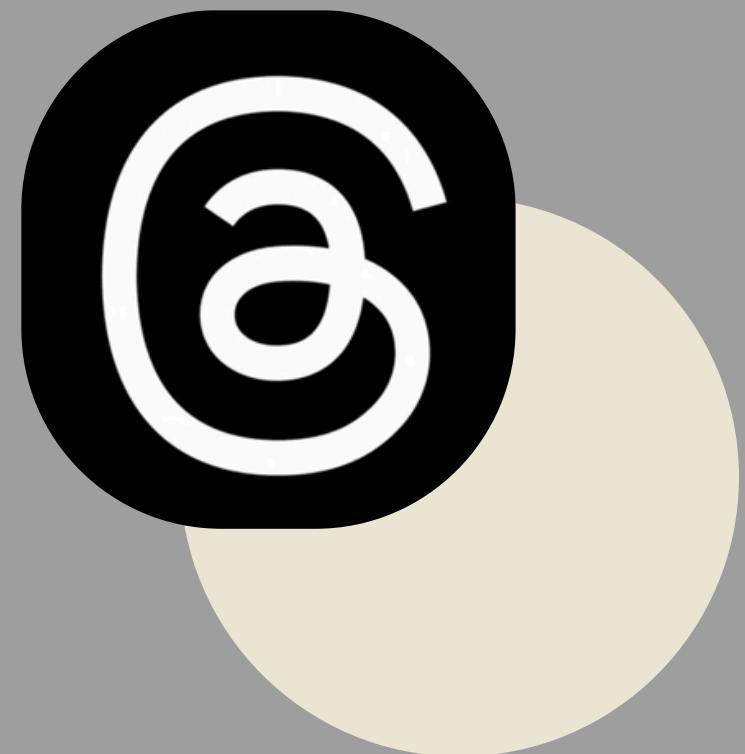
組員任務分工表

組員	分工任務
卓庭榛 B11801004	研究方法、資料前處理與回歸分析、MLP模型訓練與預測、特徵查找
劉姝豆 R12725045	Threads 貼文爬蟲、上台報告
張鈞傑 B10801011	研究方法、資料前處理與回歸分析、MLP模型訓練與預測、特徵查找
黃湲棋 R13741019	預期研究、簡報製作、書面報告

TABLE OF CONTENT

第 13 組社群媒體分析期末報告

- | | | | |
|-----------|---------------------------|-----------|----------------------|
| 01 | Motivation and importance | 04 | Research Methodology |
| 02 | Literature Review | 05 | Research Results |
| 03 | Data Acquisition | 06 | Research Attribution |



研究動機 資料來源

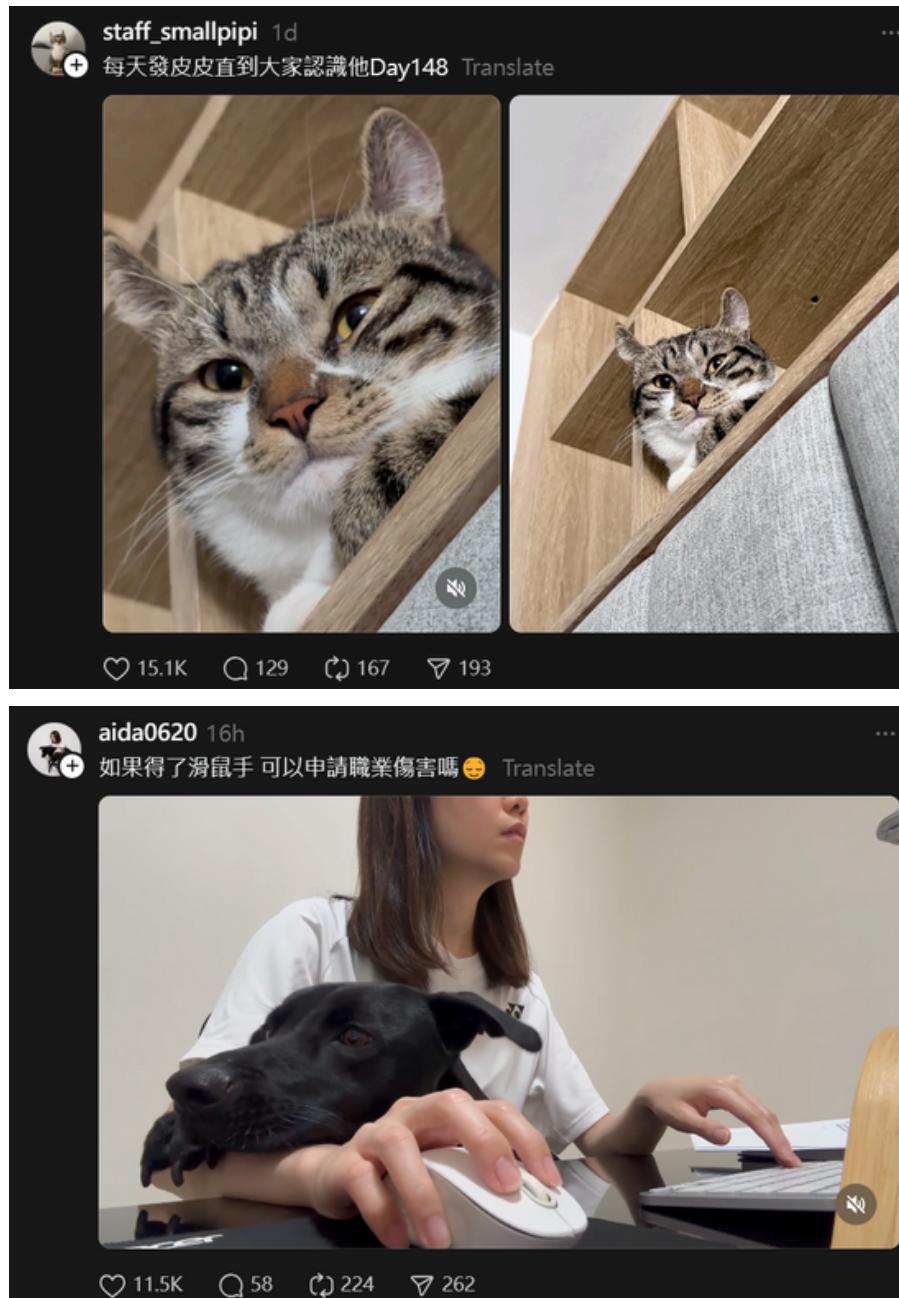


Group 13

劉姝豆、黃浚棋、張鈞傑、卓庭榛

研究核心議題

Threads 平台上的爆紅文案關鍵要素為何？



問題：貼文的哪些內容或風格特徵，有助於觸及更多使用者並突破演算法所形成的社交同溫層？

社群媒體分析

研究平台主要集中於 X、Facebook 與 Instagram，多以貼文獲得的「按讚」、「分享」及「留言」等互動數據作為指標。



• 分析方法

分析技術 (analysis techniques)、編碼規則模型 (coding rules)、模型 (models)、演算法 (algorithms) 與應用程式介面 (API) 操作原則等。

• 分析技術

迴歸分析 (regression analysis)、社群網絡分析 (social network analysis)、情緒分析 (sentiment analysis)。

• 分析變量

貼文獲得的「按讚 (likes)」、「分享 (shares)」及「留言 (comments)」等互動數據，圖文是否有圖片、影片或連結。在語意層面，則常見應用文字探勘與情緒分析技術；而人口統計層面則聚焦於使用者的性別、年齡等背景資訊。

研究 設計

蒐集三大類貼文相關數據：時間資訊、內容特徵、互動數據與作者特徵。

1. 時間資訊：發文時間、擷取當下與發文時間的相對間隔。
2. 內容特徵：貼文文字內容、主題、情緒傾向、貼文長度、媒體元素、emoji、標註某人、超連結等語用特徵。
3. 互動數據與作者特徵：使用者互動資料（按讚數、留言數、分享數、觀看數）、發文者追蹤人數。

資料獲取

在 Threads 平台蒐集一週的時間，一共 3102 筆串文，整理成 15 個資料欄位

- 資料蒐集時間：2025/4/27 - 2025/5/2

- 資料蒐集數量：3102 筆串文

- 資料爬取欄位

- view_count
- author
- post_time
- topic
- time_info
- content
 - length / ? / !
 - Sentiment / emoji / person view
 - @others

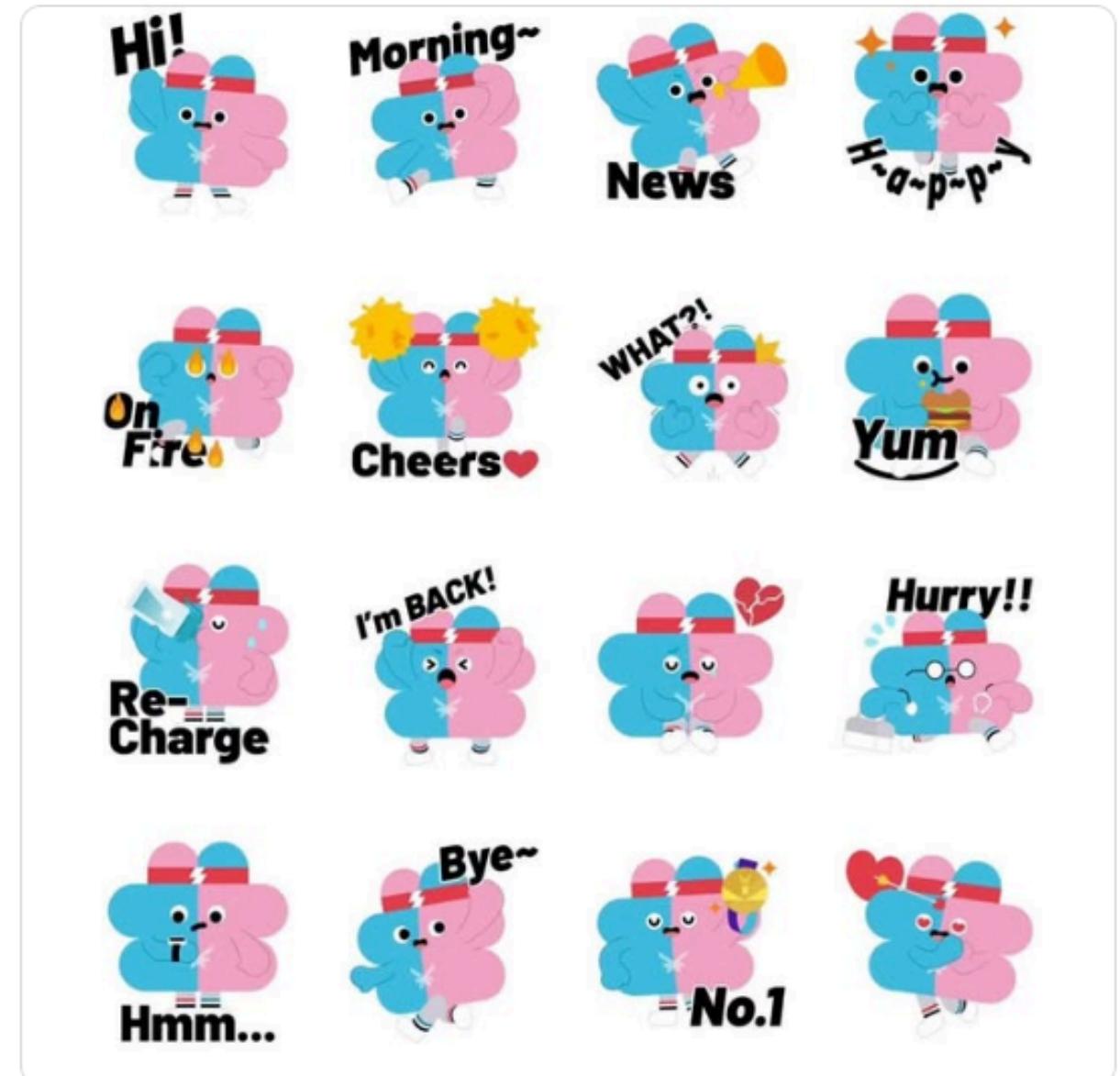
- has_photo、has_video
- like_count、reply_count
- repost_count、share_count、followers_count
- post_url
- scrape_time

author ← taiwan.power 2025-5-17 → time_info
 content ← 

請各位摸著良心 世壯運的吉祥物壯寶到底像什麼 翻譯

has_video
has_photo ←

like_count
reply_count
repost_count
share_count ←



2,440 447 59 115

資料處理



Group 13

劉姝豆、黃湲棋、張鈞傑、卓庭榛

研究方法

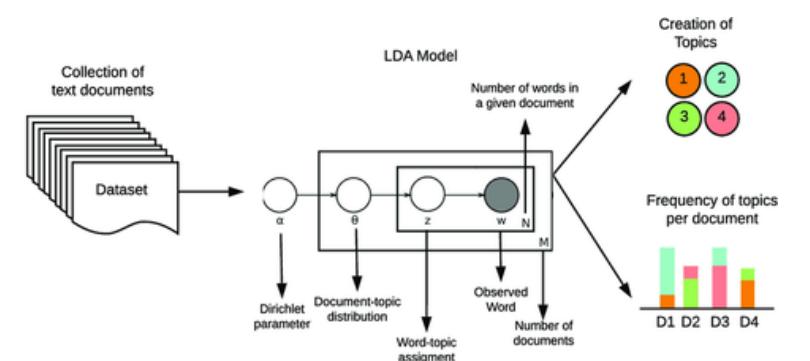
透過資料蒐集、前處理與特徵處理、向量化模型、AI 模型與 API 驗證四大任務，回答「貼文的哪些內容或風格特徵，有助於觸及更多使用者並突破演算法所形成的社交同溫層？」

首先蒐集 Threads 公開社群平台貼文，確保樣本具代表性與時效性。接著，進行資料清洗，包括缺漏值處理、格式標準化與文本預處理，以提升資料品質。清洗後之資料進一步轉換為向量嵌入（embedding），透過語意表示模型提取語言特徵，最終以迴歸分析探討特徵對目標變數之解釋能力，並據以建立預測模型。

資料蒐集



前處理與特徵

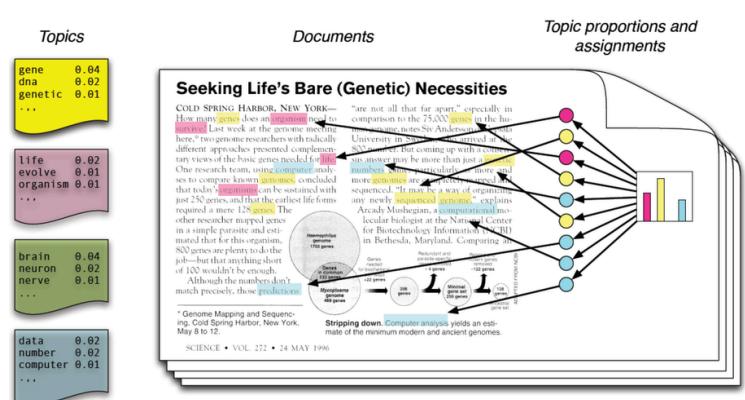


```

1, '福壽': 1, '不會將': 1, '否定': 1, '愛桃園': 1, '廠商營': 1, '運賁': 1, '經率': 1, '鄭運賁委員': 2,
'愚公移山': 1, '力氣來': 1, '服當局': 1, '電要': 1, '大費力': 1, '科技部': 1, '中科院': 1, '他協': 1, '調
國': 1, '釋出': 1, '公僕應': 1, '政呼籲': 1, '將關乎': 1, '拿來': 1, '當消': 1, '資產案': 1, '選擇題': 1
'施那頌': 1, '喪梨泰院': 2, '返園': 1, '泣': 1, '韓首爾梨泰院': 1, '外籍人士': 1, '許多現': 1, '場民眾':
1, '到後方': 1, '參與者': 1, '擠壓': 1, '裏凳': 1, '韓國史': 1, '公安': 1, '外務': 1, '省證': 1, '女根
特': 1, '富川': 1, '芽生': 1, '另一名': 1, '留學生': 1, '捲': 2, '杏': 8, '據南韓': 1, 'NEWS1': 1,
'悚': 1, '1.5': 1, '公顯': 1, '失物': 2, '體育館': 2, '招領': 1, '認領': 1, '產經': 1, '小桃': 7, '燒'
1, '玉懸': 1, '成德大學': 1, '年級': 1, '開學': 2, '沒多': 1, '韓到': 1, '大學學員': 1, '韓文': 1, '韓
語': 1, '秋季': 1, '中旬': 1, '噩耗': 1, '抵南韓': 1, '駐南韓': 1, '能聲明': 1, '善良': 1, '瞭解': 1,
'杏家屬': 1, '韓國展': 1, '開大學': 1, '年齡層': 1, '命喪梨泰院': 1, '祖父': 1, '微弱': 1, '顫抖': 1, '很
難': 1, 'GxDNA2': 1, '兩點': 1, '高虹安要': 2, '李駿鴻海當': 1, '李捐': 1, '滿足民眾': 1, '額': 1, '這
母': 1, '教國文': 1, '連爸': 1, '媽長': 1, '等長': 1, '騎開車': 1, 'MeIHS': 1, '詳見': 1, '小學時': 1,
'放學': 1, '晚飯': 1, '包雞': 1, '蛋糕': 9, '國中則': 1, '苦不辣': 1, '薯條': 1, '這以': 1, '充飢': 1,
'這要': 1, '很久很久': 1, '外省': 1, '院子': 1, '唱歌鄉': 1, '童謡': 1, '學了': 1, '安徽': 2, '城門': 8,
'幾丈': 3, '三十六': 2, '丈高': 2, '騎大馬': 2, '刀': 4, '進城門': 2, '問你': 1, '桔子': 1, '香蕉': 2,
'傳著': 2, '三十六把': 1, '騎白馬': 1, '一跤': 2, '鄉音': 1, '隔壁': 1, '大馬': 1, '白馬': 1, '世代': 1,
'以跌': 1, '就裡': 1, '傳唱': 1, '根': 1, '助消化': 1, '完禮': 1, '轉壽司': 1, '客服': 4,
我換': 1, '沒認': 1, '給我加': 1, '守門員': 2, '好意思': 1, '義勤': 1, '退掉': 2, 'Ecup': 1, '養愛': 1
'比新歡': 1

```

向量化與模型



研究結果

進行回歸分析前，先安裝與匯入必要套件，之後進行文字清理與語言偵測任務

安裝與匯入套件

- 資料處理：pandas、numpy、datasets.Dataset。
- 文字處理與斷詞：jieba、re、
emojiTfidfVectorizer、CountVectorizer。
- 語言偵測與時間：langdetect、lingua、
datetime、pytz。
- 機器學習：
sklearn.model_selection.train_test_split、
sklearn.svm.SVC、
sklearn.preprocessing.LabelEncoder、
sklearn.metrics.classification_report、
accuracy_score。
- 深度學習：transformers.AutoTokenizer、torch。



文字清理與語言偵測

- 目的：為了解決原始語言偵測準確率不足的問題，特別對中文比例進行加強判斷，並避免因特殊符號或噪音導致偵測錯誤。
- 文字清理
 - 移除網址、@標記與 #hashtag、移除 emoji
 - 去除多餘空白與換行
- 中文特別處理：
 - 計算清理後字串中中文字符的比例，若超過 30%，直接判定為 "Ch" (中文)
 - 若非中文則回傳對應語言的 ISO 639-1 小寫代碼 (如："en"、"fr")。

研究結果

繼續進行文字清理與語言偵測任務，針對數值、二元變數、Emoji 進行處理

數值欄位清洗

- 將文字格式的數字（如 "1,234"、"2.5萬"）統一轉換為整數
- 特別處理含「萬」字的情況，乘上 10,000



like_count, view_count, share_count,
repost_count, reply_count

布林欄位標準化、Emoji萃取

- 將原始的 "Y" / "N" 資料標準化為 True / False
- 從 content 欄位中擷取所有 emoji 字元，並統計出現次數



has_photo, has_video

高流量標記、標點符號特徵

- 判斷 view_count 是否 $\geq 10,000$ ，若是則標記為 1
- 檢查貼文內容中是否出現問號或驚嘆號



emoji_count、view_count、
has_question、has_exclaim

情緒分析



Group 13

劉姝豆、黃湲棋、張鈞傑、卓庭榛

研究結果

利用 HuggingFace 預訓練情緒分析模型，判定 sentiment_score 為正面、負面或中立

情緒分析

- 載入兩個 HuggingFace 預訓練情緒分析模型：
 - 英文：cardiffnlp/twitter-roberta-base-sentiment
 - 中文：uer/roberta-base-finetuned-jd-binary-chinese
 - 根據語言欄位 (lang) 選用不同模型進行情緒分析，並利用 Emoji 輔助調整情緒分數
 - 正向 emoji (如 😊😍)：分數上調 +0.1、負向 emoji (如 😞💀)：分數下調 -0.2 → sentiment_score
 - 若有超過 2 個驚嘆號 「!!」 或含詞彙「超」：微幅上調 +0.05
 - 分數會限制在 [0.0, 1.0] 範圍內。
 - 情緒分數判定
 - 分數 > 0.66 → 標記為 positive
 - 分數 < 0.33 → 標記為 negative
 - 其他 → neutral
- | | 0.5 | neutral | HAHAHA |
|--|---------------------|----------|----------------------------|
| | 0.8014108240604400 | positive | 只有女生才懂 這含金量多高 💪 |
| | 0.7819271385669710 | positive | 愛的號碼牌 我拿到啦！！ |
| | 0.09122326970100400 | negative | 沒事真的都不要給我去讀設計群 |
| | 0.7990067005157470 | positive | 進去產房15分鐘出來！老天保佑 🙏 平常有做好事 😊 |

研究結果

接著將文本用 BERT 做向量嵌入與中文分詞與停用字過濾，以及 TF-IDF 與 TF 向量化

BERT 向量嵌入 (Embedding)

- 模型選擇：使用中文預訓練模型 bert-base-chinese 搭配 HuggingFace 的 AutoTokenizer 和 AutoModel。
- 資料準備：轉換為 HuggingFace 的 Dataset 格式。
- Tokenization：使用 tokenizer 進行斷詞，長度最多 128 字元。
- 使用 last_hidden_state[:, 0, :] 抽出每筆資料的 768 維 嵌入向量。

中文分詞與停用字過濾、TF-IDF 與 TF 向量化

- 分詞工具：使用 jieba.cut() 將文本斷詞。
- 停用字處理：
- 預設停用字包含：的、了、在、是、和、也、與、有、為、等。
- 使用 TfidfVectorizer() 將 processed_content 轉為 TF-IDF 向量矩陣。

迴歸分析

OLS

REGRESSION



Group 13

劉姝豆、黃浚棋、張鈞傑、卓庭榛

研究結果

一共 13 個回歸自變數中，有 8 個顯著變數，5 個不顯著變數。顯著變數主要與貼文互動行為 (like、reply、share)、媒體形式 (圖片、影片)、內容特徵 (emoji 數量、驚嘆號、有無 hashtag、貼文情緒) 有關。

$$\begin{aligned} \text{view_count} = & -14.66 \times \text{repost_count} - 3875 \times \text{sentiment_score} \\ & - 792.96 \times \text{emoji_count} + 2589 \times \text{has_photo} + 3691 \times \text{has_video} - 20.43 \times \text{content_length} \\ & + 7189 \times \text{has_exclaim} - 13350 \times \text{has_hashtag} + \varepsilon \quad (\text{R-squared: } 0.23) \end{aligned}$$

顯著變數 (p value < 0.05)

- has_photo 是否有照片
- has_video 是否有影片
- has_exclaim 是否有驚嘆號
- sentiment_score 情緒分數
- repost_count 轉發次數多寡
- has_hashtag 是否有 hashtag
- emoji_count 使用的 emoji 數
- content_length 文章長度

未顯著變數 (p value > 0.05)

- has_question 是否有問號
- has_url 是否有網址
- has_mention 是否@提及他人
- content_length 串文長度
- person_view_encoded 文章視角

研究結果

圖片、影音超級加分，內容愈長、emoji 太多，反而略有扣分，有 hashtag 將降低瀏覽量。

顯著變數 ($p \text{ value} < 0.05$, R-square 0.23)

+

has_photo 是否有照片

has_video 是否有影片

has_exclam 是否有驚嘆號

sentiment_score 情緒分數

-

emoji_count 使用的 emoji 次數

repost_count 轉發次數多寡

has_hashtag 是否有 hashtag

content_length 文章長度



研究結果

實質互動數據 (like/reply/share) 明顯提升曝光，圖片、影音超級加分，內容愈長、emoji 太多，反而略有扣分，有 hashtag 反而降低瀏覽量。

+

has_photo 是否有照片
has_video 是否有影片
has_exclaim 是否有驚嘆號
sentiment_score 情緒分數

每多一張照片增加 2589 次瀏覽量，符合「圖片吸引力高」的預期
影片亦明顯增加流量，每多一部影片 +3691 次瀏覽量
驚嘆號表現出強情緒，能引發更多注意 +7189 次瀏覽量
越正向的文章，瀏覽量越低；越負面的文章更吸引人！

-

emoji_count 使用的 emoji 次數
repost_count 轉發次數多寡
has_hashtag 是否有 hashtag
content_length 文章長度

每多用一個 emoji ，觀看數 -793
每個轉發對 view 有 -17 的影響
有 Hashtag 的貼文反而降低 18,250 次瀏覽量
文章字數每多一字，下降 23.76 瀏覽量

MLP

模型訓練 / 預測



Group 13

劉姝豆、黃浚棋、張鈞傑、卓庭榛

研究結果

特徵標準化 / 分類標籤與資料平衡

特徵標準化

- 將每一個數值特徵變成「平均值 = 0、標準差 = 1」的常態分布
- 讓不同數值範圍的特徵（例如 emoji 數）落在相似尺度，避免特定特徵主導模型訓練
- 增加訓練穩定性、加快收斂速度、對 MLP 類模型尤其重要

分類標籤

- 根據瀏覽量 view_count，設計四級標籤：
low < 1000 / **medium** 1000~10000 / **high** 10000~100000 / **very high** 100000~

資料平衡 Oversampling

- 將資料量少的類別（如 very_high、low）複製多次加入訓練集
- 輔以 WeightedRandomSampler 或 FocalLoss 提高難例的影響力

研究結果

MLP 與多種模型設計

	重點處理目標	對文字的處理	優點	缺點
Fusion MacBERT	融合語意 與結構特徵	使用 BERT [CLS] 向量，與數值 特徵 concat，一起餵進分類器	同時利用語意 + 結構特徵 表現穩定、實作簡單	若語意資訊、結構資訊其中一 品質不好，可能干擾預測效果
MacBERT WithGRU	時序上下文 (全局語境)	GRU 讀 BERT 的每個時間步	模擬時序、序列的 記憶、比較省參數	訓練慢、比 CNN 慢 泛化力下降
MacBERT MLPFusion	特徵互動 (向量拼接)	直接拼接 CLS 向量與數值特徵 → 多層全連接層 (MLP)	可學非線性關係、 簡單、泛化強	易過擬合，沒有時間 資訊，無法捕捉詞序
TextCNN MacBERT	關鍵片語 (局部模式)	CNN 對 BERT 輸出做卷積	抓出 N-gram 式 的局部資訊	無法捕捉長距離語意關係 中庸類別常被忽略

研究結果

MLP 與多種模型設計——FusionMacBERT、MacBERTMLPFusion

FusionMacBERT

- BERT（文字語意）+ MLP 數值特徵（圖文、時間...等）
貼文內容 = 深層語意表示（BERT）
貼文屬性 = 結構化數據（數值）
- 表現整體最佳
- 準確率 accuracy : **0.75**
- 各類別都蠻平均，f1-score 最穩定
- 結論：這是主力模型，語意 + 結構特徵融合效果最好。
- 爆紅文章（very_high）幾乎都抓到（recall=0.89）
- 不偏向任何類別（macro avg = 0.63）

MacBERTMLPFusion

- BERT + 數值 → 更深層 MLP
- 用途 / 目的：測試非線性組合是否有效
- 準確率 accuracy : **0.71**
- f1-score 普遍較低
- 問題：「high」這類幾乎沒抓到（f1=0.14）
- 結論：
模型太深（MLP層過多）會過擬合某些類別，
反而抓不到平均。

研究結果

MLP 與多種模型設計——MacBERTWithGRU、TextCNNMacBERT

MacBERTWithGRU

- BERT + GRU + 數值特徵
- 用途 / 目的：加入時序記憶，減少參數、提高泛化力
- 準確率 accuracy : **0.64**
- 這個架構適合抓「中間模糊地帶」的樣本（如 medium），但在 other class 有點失衡（low 太多、high 太低）
- Recall 偏低，可能被 GRU 時序拉掉

TextCNNMacBERT

- BERT + CNN 卷積抽取 + 數值 → 更深層 MLP
- 用途 / 目的：模擬 N-gram filter 效果
- 準確率 accuracy : **0.76**
- f1 最高的是 low 和 very_high
- 問題：
缺點 medium 與 high 學不太起來 (f1 : 0.26~0.27)
- 結論：
CNN 模型善於抓 extreme case，但「中間」表現差

研究結果

所有模型都在 Low 類別上表現良好，但在 High 和 Medium 類別上還有改進空間，這可能與數據分布不均有關。

模型	HIGH			LOW			MEDIUM			VERY HIGH		
	P	R	F1	P	R	F1	P	R	F1	P	R	F1
TextCNNMacBERT	0.44	0.18	0.26	0.79	0.96	0.87	0.51	0.18	0.27	0.76	0.89	0.82
MacBERTWithGRU	0.32	0.20	0.24	0.91	0.66	0.76	0.33	0.73	0.46	0.93	0.89	0.91
FusionMacBERT	0.38	0.21	0.27	0.86	0.86	0.86	0.44	0.54	0.49	0.89	0.89	0.89
MacBERTMLPFusion	0.31	0.09	0.14	0.86	0.80	0.83	0.38	0.58	0.46	0.89	0.89	0.89

- TextCNNMacBERT 表現最佳，MacBERTWithGRU 在 Very High 類別的識別上表現突出 ($F1=0.91$)
- FusionMacBERT 雖然整體準確率略低，但加權 F1 分數最高 (0.75)，表示在處理不平衡數據時更加穩定。MacBERTMLPFusion 通過深層 MLP 進行特徵融合，但在某些類別 (如High) 上表現較弱。

研究結果

整體來看，所有模型都在 Low 類別上表現良好，但在 High 和 Medium 類別上還有改進空間，這可能與數據分布不均有關。

模型名稱	整體準確率	MACRO AVG F1-SCORE	WEIGHTED AVG F1-SCORE	模型架構特點
TextCNNMacBERT	0.76	0.55	0.71	BERT + CNN卷積 + 數值特徵
MacBERTWithGRU	0.64	0.59	0.67	BERT + 雙向GRU + 數值特徵
FusionMacBERT	0.75	0.63	0.75	BERT + 直接特徵融合
MacBERTMLPFusion	0.71	0.58	0.71	BERT + MLP深度融合

- 最佳整體準確率：TextCNNMacBERT (76%)
- 最佳加權F1：FusionMacBERT (0.75)
- Very High類別表現最佳：MacBERTWithGRU (F1=0.91)
- Low 類別識別能力：所有模型在此類別都有不錯表現(F1>0.76)
- 挑戰類別：High和Medium類別普遍表現較差，需要進一步優化
- 模型選擇建議：根據應用場景，TextCNNMacBERT適合追求整體準確率，FusionMacBERT適合平衡各類表現

真實預測

隨機選取四個瀏覽量 LABEL 各一篇進行預測



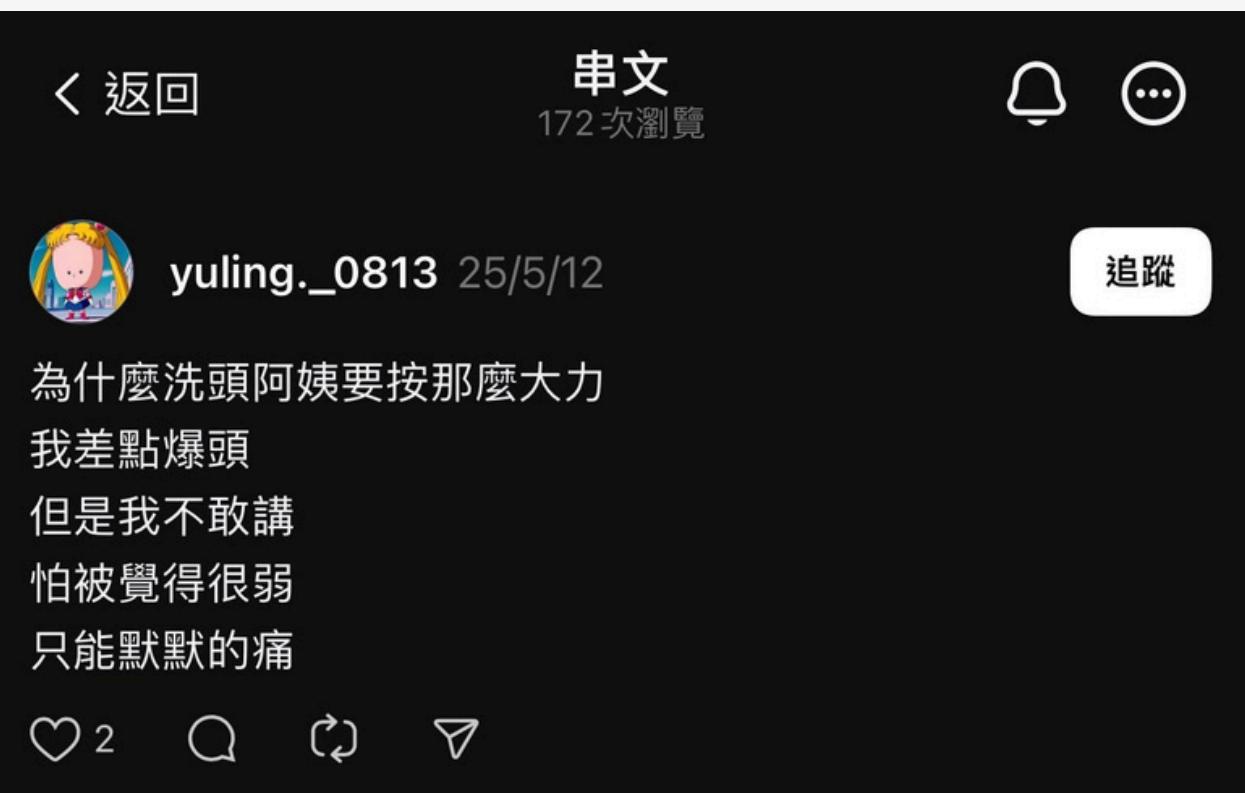
Group 13

劉姝豆、黃湲棋、張鈞傑、卓庭榛

研究結果

實際預測結果

瀏覽量 < 1000



- 真實瀏覽量：172
- 預測瀏覽量： $< 1,000$
- 預測信心：0.825417

瀏覽量 1000 ~ 10000



- 真實瀏覽量：2,697
- 預測瀏覽量：1,000~10,000
- 預測信心：0.791872

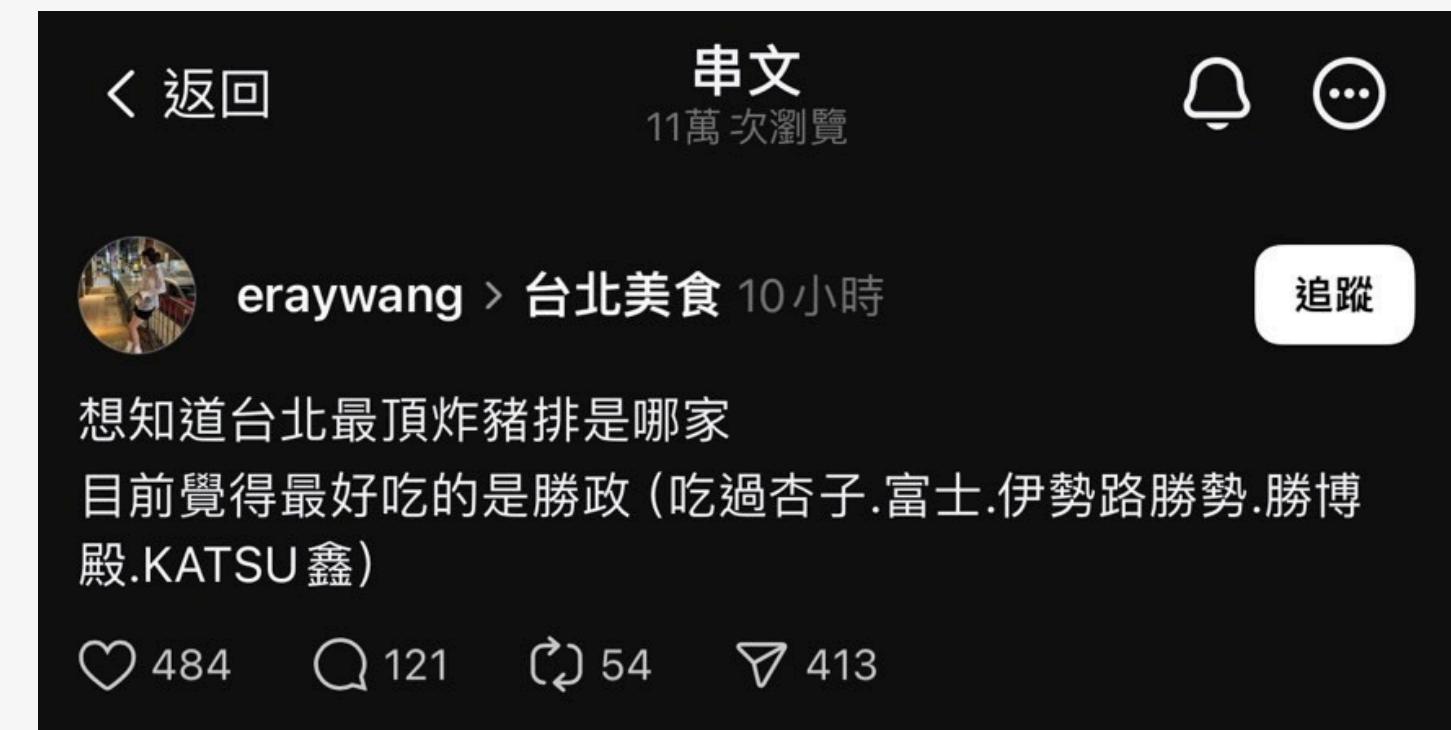
研究結果

實際預測結果

瀏覽量 10000 ~ 100000



瀏覽量 100000 以上



- 真實瀏覽量：46,000
- 預測瀏覽量：1,000 ~ 10,000
- 預測信心：0.48962

- 真實瀏覽量：110,000
- 預測瀏覽量：1,000~10,000
- 預測信心：0.875417

LIME SHAP

延伸嘗試 - 找尋重要特徵



Group 13

劉姝豆、黃浚棋、張鈞傑、卓庭榛

研究結果

特徵重要性與貢獻分析- LIME

• 概念：

「**局部模擬解釋法**」：針對某個單一樣本，在它附近製造一些「類似但稍微不同的資料」，然後觀察模型的輸出如何變化，再用一個「簡單模型」（例如線性回歸）來模擬這段區域的邏輯。

- 以 LimeTabularExplainer 解釋訓練好的 MLP 模型，並把 BERT 語意向量 + 數值特徵融合成進行分析
- 舉例：貼了一則 Threads，模型預測這則貼文觀看數會很高。

LIME 就會把這則貼文附近的資料「擾動」（例如改掉幾個詞、稍微換掉時間資訊），看看這些改動會不會讓預測改變
估算哪些特徵在這篇貼文中，是「提升觀看數」的關鍵（例如「用了第一人稱」、「用了'生活'這個字」）

• 中文詞對瀏覽數的影響、語意維度的影響排序：

若貼文使用像是『朋友』『生活』『感謝』等詞，似乎會讓模型傾向預測觀看數會比較高

詞語	平均權重 (avg_weight)	出現次數 (count)	解釋
生活	0.000727	121	正面，會讓模型預測觀看數上升
朋友	0.000724	142	正面詞，常出現且助於觀看提升
感謝	0.000637	142	正面情緒詞，提升觀看數機率

研究結果

特徵重要性與貢獻分析- SHAP

- 概念：

「特徵貢獻分攤法」：把模型的預測值拆解成「每個特徵的貢獻值」，用來解釋一個預測是怎麼來的。

- 可以看出每個特徵對整體預測的貢獻
- 相較 LIME 更適合用來做全體的平均分析 → 哪些特徵對所有樣本都重要？
- 結論：

CNN 結構：更看重人稱、互動行為

深層 MLP 結構：偏向 emoji / 情緒 / 語意互動

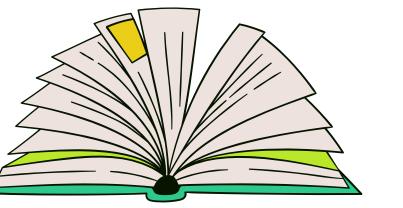
GRU 結構：則比較強調「轉發 / 驚嘆號」等強情緒特徵

FusionMacBERT：重視結構特徵，如貼文長、有無網址...

模型	前三重要特徵	分析重點
TextCNNMacBERT	person_view, repost_count, reply_count	強調人稱與互動行為（轉發、回覆）是重要指標
MacBERTMLPFusion	person_view, emoji_count, sentiment	對貼文語氣（正負）、表情、主語格外敏感
MacBERTWithGRU	person_view, has_exclam, share_count	重視情緒與再分享意圖（較偏群體反應）
FusionMacBERT	content_length, has_question, has_url	偏向內容形式，較不關注情緒特徵

研究貢獻

透過新興社群平台 Threads 填補現有研究的不足，對於個人創作者而言，研究結果可作為優化社群貼文策略的依據，甚至可利用研究模型進行流量預測。



學術價值

- 相較於傳統社群平台如 Facebook、Instagram 或 TikTok，Threads 尚未被廣泛討論，其以文字為主、互動機制簡化的設計提供了一個更純粹的訊息傳播觀察場域，補足現有文獻研究的不足。
- 藉由實證資料驗證非權威帳號內容所可能具備的影響力與傳播潛力，助於重思數位社會中「影響力」的形成與內容擴散的機制。



產業與實務價值

- 對於個人創作者與小型品牌而言，研究結果可作為優化社群貼文策略的依據，協助其在不依賴高額廣告預算的情況下，透過內容本身的特性提升自然觸及率與使用者互動。
- 研究最後所建構之模型，可做為素人創作者的內容創作輔助工具，協助其在日益競爭的社群媒體環境中優化貼文策略、提升觸及與互動成效，提供即時的優化建議。

資料來源與參考文獻

資料來源與參考文獻

Singh A, Halgamuge MN, Moses B. An Analysis of Demographic and Behavior Trends Using Social Media: Facebook, Twitter, and Instagram. *Social Network Analytics*. 2019;87–108. doi: 10.1016/B978-0-12-815458-8.00005-0. Epub 2019 Jan 11. PMCID: PMC7149696.

Reimer, T. (2023). Environmental factors to maximize social media engagement: A comprehensive framework. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 75, 103458. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103458>.

Kolr (2023)。2024 年台灣社群網紅趨勢觀察報告 [簡報檔]。Google Drive。
<https://drive.google.com/file/d/1SehPlpBB43EbgAW2Q7wwgk6xMFLiZd9H/view>

就是廣告科技股份有限公司 (2023)。網紅定義是什麼？一篇詳細解析網紅意思與網紅行銷帶來的5大轉變。<https://www.just-adtech.com/influencer-definition/>

Zhiyu Jiang. The Rise of Nano-Influencers: Case Studies of Daniel Wellington, CeraVe, and Lush Cosmetics in Digital Marketing. *Academic Journal of Business & Management* (2025), Vol. 7, Issue 1: 173-180. <https://doi.org/10.25236/AJBM.2025.070123>.

K. Zarei et al., "Characterising and Detecting Sponsored Influencer Posts on Instagram," 2020 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM), The Hague, Netherlands, 2020, pp. 327-331, doi: 10.1109/ASONAM49781.2020.9381309.

THANK YOU



社群媒體分析



Group 13

劉姝豆、黃湲棋、張鈞傑、卓庭榛